

FİNANSAL PERFORMANSA ETKİ EDEN FİNANSAL DEĞİŞKENLERİN CHAID KARAR AĞACIYLA BELİRLENMESİ: TEKSTİL SEKTÖRÜ ÖRNEĞİ

Ulukan BÜYÜKARIKAN ¹

ARTICLE INFO

Article history:

Received 22 February 2020

Accepted 28 April 2020

Online 30 June 2020

JEL classification:

M21

M41

C30

Keywords:

Financial Statement

Financial Performance

Textile Sector

Decision Tree

CHAID

MAKALE BİLGİSİ

Makale Geçmişi:

Geliş Tarihi: 22 Şubat 2020

Kabul Tarihi: 28 Nisan 2020

Online Yayın:30 Haziran 2020

JEL kodu:

M21

M41

C30

Anahtar kelimeler:

Bilanço

Finansal Performans

Tekstil Sektörü

Karar Ağacı

CHAID

ÖZET

İşletmelerde finansal performansın belirlenmesi için çeşitli tahmin yöntemleri bulunmaktadır. Karar ağaçları sınıflandırma ve alınan kararların doğrulanmasına olanak tanımakta ve bu yönüyle daha anlaşılır bir yapı sergilemektedir. Böylece karar ağaçlarıyla oluşturulan modellerde kullanılan değişkenler modelin kolaylıkla anlaşılabilmesini sağlamaktadır. Çalışmada Borsa İstanbul'da işlem gören 21 tekstil işletmesinin 2009-2013 yılları arasındaki beş yıllık konsolide tablolarından elde edilen 20 oran CHAID karar ağacı kullanılarak işletmelerin performans sınıflandırılması yapılmıştır. CHAID karar ağacı ile performans değerlendirilmesinde Özsermaye Kârlılığı Oranı bağımlı değişken olarak seçilmiştir. CHAID karar ağacına göre firmaların finansal performansına etki eden iki önemli oran finansal rantabilite ve sermaye yapısı olarak belirlenmiş ve bu değişkenlere ilişkin 6 profil elde edilmiştir.

ABSTRACT

There are various estimation methods for determining financial performance in businesses. Decision trees allow classification and verification of the decisions taken, and in this respect, they display a more understandable structure. Thus, the variables used in models created with decision trees enable the model to be easily understood. In the study, the performance classification of the enterprises was made by using 20 ratios CHAID decision tree obtained from the five-year consolidated tables of 21 textile companies traded in Stock Market Istanbul between 2009 and 2013. In the performance evaluation with the CHAID decision tree, Equity Profitability Ratio was chosen as the dependent variable. According to the CHAID decision tree, two important rates that affect the financial performance of firms are determined as financial profitability and capital structure and 6 profiles were obtained in the decision tree.

¹ Dr. Öğr. Üyesi, Afyon Kocatepe Üniversitesi Bolvadin Uygulamalı Bilimler Yüksekokulu, Bankacılık ve Sigortacılık Bölümü, ulukan@aku.edu.tr, Orcid: 0000-0002-1539-7157.

1. GİRİŞ

İşletmelerin varlığını sürdürebilmeleri, geleceğe yönelik hedeflerine verimli bir şekilde ulaşabilmeleri ve yatırım kararlarının sağlıklı bir biçimde alınabilmesi için finansal performansın değerlendirilmesi bir gerekliliktir.

Finansal performansın ölçülmesi, işletmenin geleceğine yönelik öngöründe bulunabilmenin altın kuralıdır (Büyükarıkan ve Büyükarıkan, 2014). Bu yüzden işletmelerin varlığını sürdürebilmesi; borç ödeme kabiliyeti, faaliyet verimliliği, nakit yaratma yeteneği, mali güç ve planlanmamış nakit açıklarına karşı dayanabilme yeteneğine bağlıdır (Kumar ve Ravi, 2007). Finansal performansın ölçümü; işletme yöneticilerini ve işletme çevresini yakından ilgilendirmektedir (Coşkun, 2006). Yöneticilerin uyguladığı stratejilerin geçerliliğinin tespit edilmesi için işletme performansının ölçümü gerekmektedir (Ergin ve Elmacı, 1999). İşletmenin finansal performansının ölçümü sürdürülebilir bir işletme yapısı ortaya konulması açısından önemlidir (Weygandt vd., 2010). Bu bağlamda finansal performans ve başarısızlık işletmelerin ticari faaliyetlerinin ve bilançolarının sürdürülebilir bir yapıya kavuşturulabilmesi için önemli bir araştırma konusu olmuştur (Altman ve Hotchkiss, 2006).

İşletmelerin finansal performansının korunabilmesi için; yerinde, zamanında, etkin ve doğru kararların alınması, alınan kararlar çerçevesinde de işletme hedef ve stratejilerinin şekillendirilmesi gerekmektedir. Karar alma aşamasında, karar destek araçlarının kullanımı; etkin ve verimli kararların hızlı ve ideal bir biçimde alınabilmesini kolaylaştırmaktadır. Karar destek araçlarına; senaryo analizi, Monte Carlo simülasyonu ve karar ağaçları örnek olarak verilebilir.

Karar ağaçları, olası tüm eylem seçeneklerini ve bu eylem seçeneklerine etki edebilecek tüm olası faktörlerle, bu faktörlere dayanan her bir olası sonucu verilere bağlı olarak değerlendiren, geometrik semboller yardımıyla karar vericiye problemi anlamada kolaylık sağlayan grafiksel bir teknik olarak

tanımlanabilmektedir (Sezen, 2004). Bir karar ağacı karar verme sürecinin grafiksel bir temsilini ortaya koymaktadır (Anderson vd., 2013). Finansal performansa etki eden bileşenlerin durumunu ve mali sorunları belirlemede kullanılan yöntemlerden biri olan karar ağacı yöntemi; alınan kararların finansal tablolarındaki etkilerinin belirlenmesini, bilhassa karar alma problemlerinin mantıksal çerçevede çözümlenmesine olanak sağlamaktadır. Oluşturulan karar ağacının dallarının her düğümünü bir yargıyı ortaya koyarak, olası durumların tespit edilmesini sağlamaktadır. Bu nedenle karar ağacı, elde edilen sonuçlar bakımından alternatif kararların potansiyel sonuçlarını gösteren kullanışlı bir yöntemdir (Wisniewski, 2006).

Yöneticiler genellikle sadece bir kararla değil aynı zamanda birçok karar hakkında düşünmek zorundadır. Kararın her aşamasında, bazen alternatif bir dizi seçenekler veya olaylar ortaya çıkmaktadır. Alternatifleri veya olayları temsil eden bir karar ağacının dalları, sorunların tespitini ve bu sorunlara çözüm önerileri getirmede kolaylık sağlamaktadır (Waters, 2011). Problemlerinin modellenmesi ve çözümü amacıyla kullanılan bu yöntem karar probleminin tüm ayrıntılarını grafikte göstermekle kalmamakta aynı zamanda karar problemini çözüme kavuşturabilmektedir (Lezki ve Er, 2010).

İşletmelerin finansal performanslarını ve bu performansa etki eden önemli kriterleri belirlemede kullanılabilecek en etkili yöntemlerden birini de karar ağacı oluşturmaktır (ya da biri de karar ağacıdır). Bu noktadan hareketle amaç, Borsa İstanbul'da işlem gören tekstil işletmelerin finansal performansına etki eden en önemli değişkenlerin veri madenciliği yöntemlerinden biri olan karar ağaçlarıyla belirlenmesidir. Bu bağlamda CHAID algoritmasına dayalı bir karar ağacı modeli kullanılmıştır.

2. KARAR AĞACI

Veri madenciliği kavramı genellikle istatistikçiler, veri analizcileri ve yönetim bilişim sistemleri toplulukları tarafından kullanılan bir kavram olup, istatistikçiler tarafından bir hipotez olmaksızın verinin kör bir şekilde geçerliliği araştırılmasını hedefleyen durumları ilişkilendirmek için keşfedilmiştir (Şentürk, 2006; Usama ve Paul, 1997). Genel manada bu kavram, büyük miktarda veri içerisinde gizli kalmış, değerli bilgilerin açığa çıkarılması şeklinde ifade edilebilir (Koyuncugil, 2004). Veri madenciliği; istatistik, yapay sinir ağları, genetik algoritma, karar ağaçları gibi teknikleri bünyesinde barındırmaktadır (Chien ve Chen, 2008). Bu karakteristiklerinden dolayı pazarlama, finans, yönetim, mühendislik, üretim, endüstri, bankacılık, sağlık, turizm ve tıp gibi birçok alanda kullanılmaktadır (Legohérel vd., 2015; Xiong ve Zhang, 2014; Başdoğan ve Sezer, 2013; Koyuncugil ve Özgülbaş, 2012; Bozkır ve Önel, 2011; Lahmann ve Kottner, 2011; Kavzoğlu ve Çölkesen, 2010; Chien ve Chen, 2008; Wu vd., 2005; Peng vd., 2004; Peng ve Chien, 2003; Shiue ve Su, 2003; Shaw vd., 2003; Chien vd., 2002; Wei ve Chiu, 2002).

Karar ağaçları genellikle sınıflandırma ve tahmin için kullanılan bir veri madenciliği yaklaşımıdır. Yapay sinir ağı gibi diğer yöntemlerde sınıflandırma için kullanılmalarına rağmen karar ağaçları, doğrulama yapabilmek için kendi kararlarını onların etki alanı bilgisiyle karşılaştırarak kolay yorumlama ve anlaşılır olma gibi birçok avantajı bünyesinden barındırmaktadır. Buna ek olarak varsayımlar gerektirmeden çeşitli verilerin analizine de imkân tanımaktadır (Chien ve Chen, 2008). Karar ağaçları fikri ilk olarak Bierman ve Friedman tarafından 1973'te değişkenleri parçalayarak bir ağaç yapısı oluşturulmasını sağlamak için keşfedilmiştir. Bu yöntem veri madenciliğinde kullanılan güvenilir tekniklerden bir tanesidir. Veritabanları ile bütünleşik olarak kolaylıkla uygulanabilmesi ve güvenilir olması sebebiyle yaygın bir kullanım alanına sahiptir. Yöntem, en güçlü ve en iyi tahmini elde edebilmek için bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında olası tüm ilişkilerin araştırılmasına

dayanmaktadır. En kuvvetli ilişkiye sahip bağımsız değişken bulunduğu, veri kümesi bu bağımsız değişkenin değerlerine göre ikiye ayrılmaktadır. Söz konusu süreç olası bölünmeler tamamlanıncaya kadar devam ettirilmektedir (Şentürk, 2006; Han ve Kamber, 2001).

Karar ağaçlarının sunduğu mantıksal modelin yansıttığı karar kuralları, insanlar tarafından kolayca anlaşılabilir kadar açıktır (Wu, 2009). Yüksek sınıflandırma doğruluk oranı ve üretilen basit kurallar gibi özelliklere sahip olduğundan dolayı bu yöntem geniş bir uygulama yelpazesine sahiptir (Zhao Han ve Bing Xiang, 2005). Karar ağaçları; kişilerin kredi geçmişlerini kullanarak kredi tercihinde bulunması, geçmişte işletmeye en faydalı olan bireylerin özelliklerini kullanarak işe alma süreçlerinin tespit edilmesi, tıbbi gözlem verilerinden hareketle en etkin kararların verilmesi, satışı etkileyen değişkenlerin saptanması, üretim verilerini inceleyerek ürün hatalarına yol açan değişkenlerin belirlenmesi gibi uygulamalarda kullanılmaktadır (Akpınar, 2000).

Veri madenciliğinde sınıflandırıcılar; vektör makineleri, karar ağaçları, olasılık özetleri ve cebirsel fonksiyonlar gibi çeşitli şekillerde temsil edilebilmektedir. Bunların arasında karar ağaçları sınıflandırmayı temsil eden en popüler yaklaşımdır. Bir karar ağacında örnek alan tekrarlı bölümlere ayrılarak sınıflandırılmaktadır. Karar ağacı, düğümler ile yönlendirilmiş ağaç köklerinden meydana gelmektedir. Bütün düğümlere karşılık gelen sadece bir kenar bulunmaktadır. Bir düğüm (node) ile çıkan kenarlar, dâhili veya sınama düğümü olarak ifade edilmektedir. Diğer düğümlere ise; (terminal ya da karar düğümleri) yaprak adı verilmektedir (Dahan vd., 2014). Karar düğümleri yapılacak testi belirleyerek, bu testin sonucunda herhangi bir veri kaybına uğramadan dallara ayrılmaktadır. Gerçekleşen ayrılma işlemi üst seviyedeki ayrımlara bağımlı olarak yapılmaktadır (Şentürk, 2006; Han ve Kamber, 2001). Karar ağaçlarında yer alan problemler standart ve sıralı formülasyonlarla temsil edilmektedir. Belirli eğilimlerin ardından

kareler, karar düğümlerini ifade etmektedir. Karar ağaçlarında gerçekleşen olaylar arasında bağımlılığın bulunması nedeniyle, kuramsal analizin temel varsayımlarına aykırı olduğu gerekçesiyle yanlış kararlar belirgin hale getirilerek, beklentiler arasında alınması gereken optimum kararlar, ihtimaller derecesinde tespit edilmektedir (MacLean ve Ziemba, 2013).

Bir karar ağacının oluşturulmasında atılacak ilk adım, ağaçtaki dallanmanın hangi kritere göre yapılacağı ya da hangi öznitelik değerlerine göre ağaç yapısının oluşturulacağını belirlemektir. Bunun için literatürde çok çeşitli algoritmalar geliştirilmiştir (Quinlan, 1993). Bunlara; C4.5, C5.0, CHAID, CART ve ID3 örnek olarak verilebilir (Han vd., 2012). 1970'li yılların başlarında uygulamalı istatistikçiler tarafından karar ağacı algoritmaları geliştirilmeye başlanmıştır. Başlangıçta, nominal öznitelikleri işlemek için Ki-kare otomatik etkileşimli algoritma olarak adlandırılan CHIAD yöntemi tasarlanmıştır. CHAID (Ki-kare otomatik etkileşim detektörü) algoritmasında ise; her giriş özniteliği için ilişki düzeyine göre anlamlı farklılıklar saptanan değerler çifti tespit edilmektedir. Anlamlı farklılıklar ise istatistiksel testlerden elde edilen oransal değerler ile ölçülmektedir. Söz konusu algoritmada kullanılan istatistiksel testler hedefin öznitelik tipine bağlı olarak değişmektedir. Buna göre; hedef öznitelik sürekli ise F, nominal ise Pearson Ki-kare, sıralı ise olasılık oran sınaması kullanılmaktadır. Elde edilen değerler belirli birleşme eşliğinden büyük olması durumunda CHAID bunları kontrol eder. Cevap olumlu ise, önemli olan çifti belirleyene kadar bu işlem tekrarlanmaktadır (Rokach ve Maimon, 2015). CHAID ile diğer algoritmaların en önemli farkı CHAID'in çoklu karar ağaçları türetebilmesidir (Türe vd. 2009). Bu yöntem daha homojen bir grup veri bölümlenmesi için kullanılan güçlü bir tekniktir. CHAID algoritmasının aşamaları şu şekilde özetlenebilir; öncelikle her öngörücü için en iyi bölüm bulunur, ardından öngörücüler karşılaştırılır ve en iyi biri seçilir, daha sonra veriler seçilen bu öngörücüye göre alt bölümlere ayrılır. Buna ek olarak bağımsız bir şekilde alt bölüm oluşturabilmek için her bir alt grup tekrar

analiz edilir (Kass, 1980). Bu nedenlerden dolayı çalışmada da CHAID algoritması kullanılmıştır.

3. YÖNTEM

3.1. Örneklem ve Evren

Araştırmada kullanılan veriler tekstil sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin 2009-2013 döneminde yer alan beş yıllık konsolide finansal tablolarından elde edilmiştir. Bu kapsamda tekstil sektöründe faaliyet gösteren 21 firma araştırma kapsamında yer alırken 6 firma araştırma kapsamı dışında bırakılmıştır. Tablo 1'de verilerin elde edilmesinde kullanılan bilanço tablosu verilmiştir.

Tablo 1: Bilanço Tablosu

Bilanço
Aktif
Dönen varlıklar
Hazır değerler
Menkul kıymetler
Ticari alacaklar
Stoklar
Duran varlıklar
Özsermaye
Kısa vadeli borçlar
Uzun vadeli borçlar
Toplam borçlar
Satışlar
Satışların maliyeti
Net kâr
Brüt kâr

3.2. Veri Toplama Araçları ve Verilerin Analizi

Firmaların finansal performanslarına etki eden değişkenleri karar ağacıyla belirleyebilmek için kullanılan finansal oranlar Tablo 2'de verilmiştir. Mali tablolardan elde edilen verilerden hareketle firmaların finansal performansına etki eden faktörleri belirlemede 20 finansal oran kullanılmıştır. Bu bağlamda, firmaların; likidite, kârlılık, varlıkların etkin kullanımı ve sermaye yapısını belirlemeye yönelik değişkenler araştırmada yer almaktadır.

Tablo 2: Finansal performans oranları

	Finansal Oranlar	Formül
F1	Cari Oran	Dönen Varlıklar / Kısa Vadeli Borçlar
F2	Asit -Test Oranı	(Hazır Değerler + Menkul Kıymetler + Ticari Alacaklar) / Kısa Vadeli Borçlar
F3	Likidite Oranı	(Dönen Varlıklar - Stoklar) / Kısa Vadeli Borçlar
F4	İşleme Sermayesinin Net Satışlara Oranı	(Dönen Varlıklar - Kısa Vadeli Borçlar) / Net Satışlar
F5	Kaldıraç Oranı	(Kısa Vadeli Borçlar + Uzun Vadeli Borçlar) / Toplam Varlıklar
F6	Özsermaye / Toplam Varlıklar	Özsermaye / Toplam Varlıklar
F7	Sermaye Yapısı Oranı	Borç / Özsermaye
F8	Aktif Devir Hızı	Net Satışlar/Toplam Aktifler
F9	Özsermaye Devir Hızı	Net Satışlar / Özsermaye
F10	İşletme Sermayesi Devir Hızı	Net Satışlar / Döner Varlıklar
F11	Satışların Maliyeti / Net Satışlar	Satışların Maliyeti / Net Satışlar
F12	Kısa Vadeli Borç Oranı	Kısa Vadeli Borçlar / Toplam Aktif
F13	Toplam Borç Oranı	Toplam Borçlar/ Toplam Aktif
F14	Döner Varlıklar / Toplam Aktif	Döner Varlıklar / Toplam Aktif
F15	Duran Varlıklar / Özsermaye	Duran Varlıklar / Özsermaye
F16	Finansal Rantabilite	Net Kâr / Özsermaye
F17	Brüt Kâr Marjı	Brüt Kâr / Net Satışlar
F18	Net Kâr Marjı	Net Kâr / Net Satışlar
F19	Özsermaye Kârlılığı	Net Kâr / Özsermaye
F20	Aktif Kârlılığı	Net Kâr / Toplam Aktif

Hesaplanan finansal oranlar, firmaların 5 yıllık finansal performansları CHAID karar ağacı yardımıyla 7 farklı profilde “iyi” ve “kötü” olarak sınıflandırılmıştır. Bu sayede sektördeki firmaların finansal durumları geniş bir yelpazede ele alınarak, performansa etki eden değişkenler bilimsel anlamda kategorize edilmiştir.

CHAID karar ağacı algoritmasında, $\alpha_{merge}=\alpha_{split}=0.10$ olarak belirlenmiştir. CHAID algoritması için karar ağacının hedef

değişkeni Özsermaye Kârlılığı oranının (bağımlı değişken) değerine göre performans ölçüğü belirlenmiştir.

Ayrıca finansal oranların tanımlayıcı istatistik değeri verilmiş ve bu oranların arasındaki ilişkinin çözümlenmesinde Pearson korelasyon analizi kullanılmıştır.

Verilerin analizinde, IBM SPSS Modeler 14.1 yazılımı ile CHAID karar ağacı algoritması ve istatistik sonuçlar ve oranlar arasındaki ilişkinin belirlenmesi için IBM SPSS 22 kullanılarak elde edilmiştir.

4. ARAŞTIRMA BULGULARI

Bağımlı ve bağımsız değişkenlere ait tanımlayıcı istatistikler değerler Tablo 3'te verilmiştir. Bağımlı değişken olan Özsermaye Kârlılığı (F19) oranının minimum değeri -0,970 ve maksimum değeri 42,930 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 3: Finansal oranların tanımlayıcı istatistik değeri

Oran	Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Min.	Max.
F1	1,956	1,356	2,775	0,130	19,510
F2	0,836	0,444	1,699	0,000	11,350
F3	1,397	0,788	2,454	0,100	19,140
F4	-0,639	0,162	7,570	-76,840	5,470
F5	0,500	0,486	0,242	0,030	1,320
F6	0,500	0,514	0,242	-0,320	0,970
F7	2,698	0,845	18,618	-7,540	191,040
F8	0,659	0,618	0,369	0,010	1,540
F9	1,831	1,167	4,611	-3,960	46,040
F10	1,487	1,494	0,648	0,070	4,080
F11	0,847	0,829	0,143	0,590	1,370
F12	0,378	0,332	0,235	0,020	1,270
F13	0,500	0,486	0,242	0,030	1,320
F14	1,880	0,949	10,036	-5,450	103,180
F15	1,880	0,949	10,036	-5,450	103,180
F16	0,426	0,016	4,202	-0,970	42,930
F17	0,139	0,171	0,224	-1,590	0,410
F18	-0,144	0,007	1,006	-8,240	2,600
F19	0,426	0,016	4,202	-0,970	42,930
F20	-0,015	0,005	0,132	-0,410	0,840

CHAID karar ağacı algoritması bağımsız değişkenlerin birbiriyle olan ilişkisi ve etkileşimlerini inceleyen bir analizdir. Finansal oranların birbirleriyle ilişkilerini göstermek için Korelasyon analizi kullanılmıştır. Şekil 1'de

Özsermaye Kârlılığı Oranı (F19) ile bağımsız değişkenlere ilişkin korelasyon değerler görülmektedir. Değişkenler arasında %1 ve %5 önem düzeyinde incelenmiştir.

Özsermaye Kârlılığı Oranı (F19) ile Sermaye Yapısı Oranı (F7), Özsermaye Devir Hızı Oranı (F9), Döner Varlıklar / Toplam Aktif Oranı (F14), Duran Varlıklar / Özsermaye (F15) ve Finansal Rantabilite (F16) arasında $p < 0,01$ anlam düzeyinde pozitif yönlü bir ilişki söz konusudur.

Özsermaye Kârlılığı Oranı (F19) Kaldıraç Oranı (F5) ve Toplam Borç Oranı (F13) arasında $p < 0,05$ anlam düzeyinde pozitif yönlü bir ilişki bulunmuştur.

Özsermaye Kârlılığı Oranı (F19) ile Özsermaye / Toplam Varlıklar Oranı (F6) arasında $p < 0,05$ anlam düzeyinde negatif yönlü bir ilişkinin olduğu görülmektedir.

Ayrıca Özsermaye Kârlılığı Oranı (F19) ile Cari Oran (F1), Asit -Test Oranı (F2), Likidite Oranı (F3), İşleme Sermayesinin Net Satışlara Oranı (F4), Aktif Devir Hızı (F8), İşletme Sermayesi Devir Hızı (F10), Satışların Maliyeti / Net Satışlar (F11), Kısa Vadeli Borç Oranı (F12), ve Brüt Kâr Marjı (F17), Net Kâr Marjı (F18) ve Aktif Kârlılığı (F20) $p < 0,01$ ile $p < 0,05$ anlam düzeylerinde herhangi bir ilişki tespit edilmemiştir.

Şekil 1: Bağımlı bağımsız değişkenlere ilişkin korelasyon tablosu

Değişkenler	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F11	F12	F13	F14	F15	F16	F17	F18	F19	F20
F1	1	,732**	,981**	0,126	-,505**	,505**	-0,052	-0,164	-0,084	-,320**	0,054	-,447**	-,505**	-0,053	-0,053	-0,03	0,007	,299**	-0,03	,571**
F2		1	,668**	0,091	-,474**	,474**	-0,052	-0,19	-0,087	-,273**	0,066	-,398**	-,474**	-0,048	-0,048	-0,042	-0,012	0,124	-0,042	0,191
F3			1	0,112	-,461**	,461**	-0,037	-,201*	-0,072	-,341**	0,098	-,410**	-,461**	-0,038	-0,038	-0,012	-0,031	,296**	-0,012	,595**
F4				1	-0,087	0,087	-0,002	0,179	0,033	0,178	-0,023	-0,099	-0,087	-0,012	-0,012	-0,002	0,038	,836**	-0,002	0,087
F5					1	1,000**	0,19	,200*	,232*	,231*	-0,111	,905**	1,000**	0,163	0,163	,226*	-0,166	-,214*	,226*	-,490**
F6						1	-0,19	-,200*	-,232*	-,231*	0,111	-,905**	1,000**	-0,163	-0,163	-,226*	0,166	,214*	-,226*	-,490**
F7							1	-0,089	,962**	-0,168	0,006	0,107	0,19	,998**	,998**	,989**	0,024	0,108	,989**	,198*
F8								1	0,139	,511**	-,444**	,354**	,200*	-0,13	-0,13	-0,108	,366**	,218*	-0,108	0,108
F9									1	-0,121	-0,114	0,176	,232*	,949**	,949**	,933**	0,112	0,15	,933**	,235*
F10										1	-0,135	,307**	,231*	-0,177	-0,177	-0,129	0,155	0,165	-0,129	-,226*
F11											1	-0,109	-0,111	0,022	0,022	0,045	-,660**	-0,18	0,045	-0,153
F12												1	,905**	0,07	0,07	0,15	-0,089	-0,17	0,15	-,454**
F13													1	0,163	0,163	,226*	-0,166	-,214*	,226*	-,490**
F14														1	1,000**	,984**	0,019	0,096	,984**	,196*
F15															1	,984**	0,019	0,096	,984**	,196*
F16																1	-0,045	0,115	1,000**	0,187
F17																	1	,238*	-0,045	,308**
F18																		1	0,115	,430**
F19																			1	0,187
F20																				1

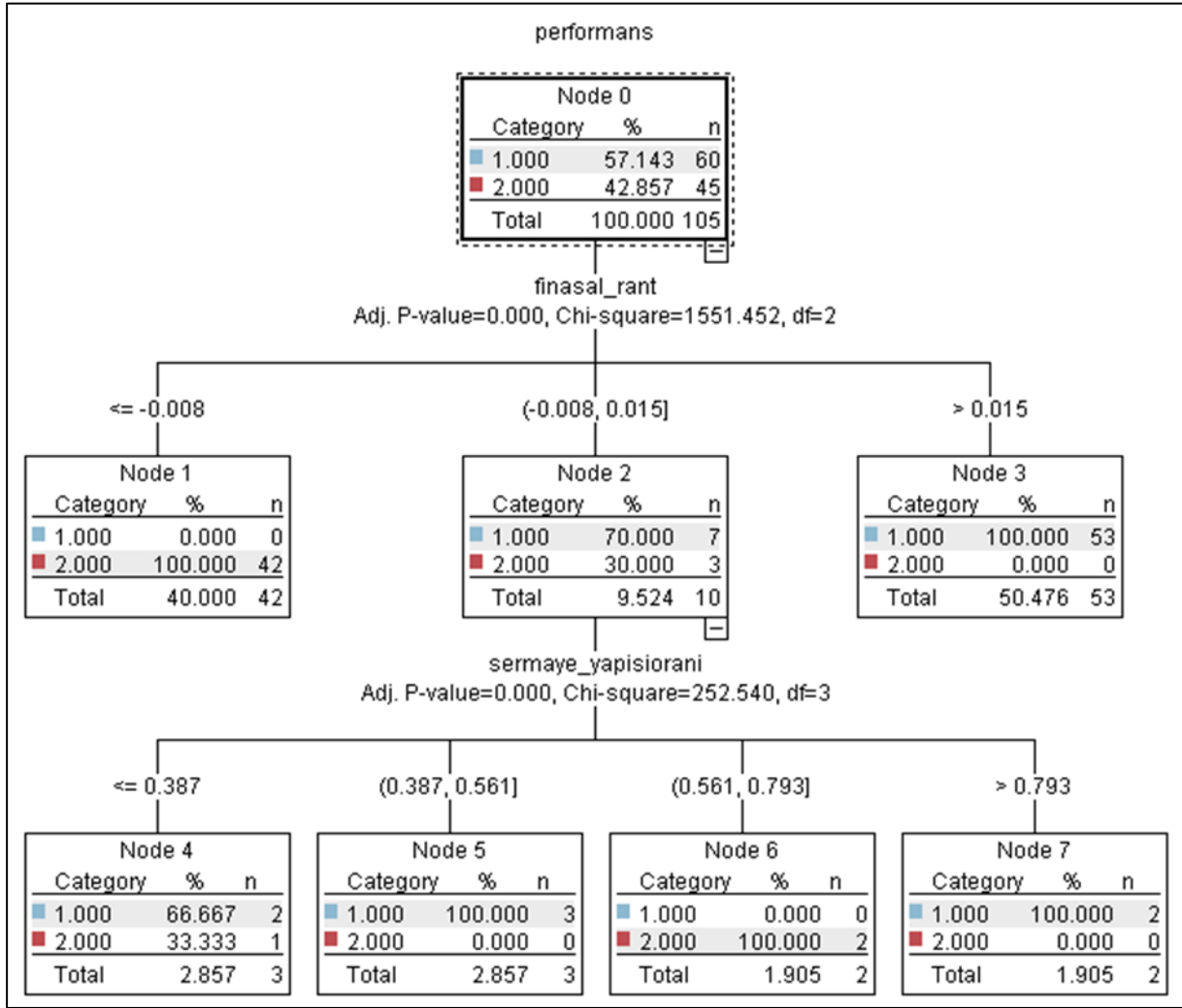
** Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

* Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

Şekil 2’de tekstil sektöründeki 21 şirketin 2009-2013 yılları arasındaki finansal performansını etkileyen finansal oranların CHAID karar ağacı ile analizi verilmiştir. Özsermaye kârlılığına göre değerlendirilen

performans derecelendirmesine göre; 105 hesap dönemlerinin %57.14’ünde finansal performansın iyi, %42.86’sının ise finansal performansın kötü olduğu tespit edilmiştir.

Şekil 2: CHAID karar ağacı ile finansal performans sonuçları



CHAID analizi sonucunda, finansal performansın en önemli değişkeni “Finansal Rantabilite Oranı” (F16) en önemli değişken olduğu Şekil 2’de görülmektedir. Finansal rantabilite oranına göre değerlendirilen hesap dönemlerinin üç profile ayrıldığı ve Ki-kare değeri 1551.452, $p=0.000$ olduğu görülmektedir. Buna göre; $p<0.05$ ve $p<0.01$ istatistikî değerlerine göre anlamlı bir farklılık olduğu ortaya konulmuştur.

1. profil (Node 1) göre; Finansal rantabilite oranı ≤ -0.008 olması durumunda, 42 hesap döneminde firmaların finansal performansının kötü olduğu belirlenmiştir.

Finansal rantabilite oranının $> -0,008$ ve $\leq 0,015$ olması durumunda; firmaların 7 mali dönemde performansının iyi ve 3 mali döneminin ise performansının kötü olduğunu belirlemiştir. Finansal performansın önemli diğer bir değişkeni ise “Sermaye Yapısı Oranı” (F7) olarak bulunmuştur. Sermaye yapısı oranı dört profile ayrılmıştır. Ki-kare değeri 252,540 olarak bulunmuş ve $p<0,05$ istatistikî değerine göre anlamlı bir ilişki tespit edilmiştir ($p=0,000$).

2. profile (Node 4 (node2 ve node4)) göre; sermaye yapısı oranının $\leq 0,387$ olması durumunda, mali dönemlerin %66.67’inde finansal performansının iyi, %33.33’ünde ise

finansal performansın kötü olduğu tespit edilmiştir.

3. profile (Node 5 (node2 ve node5)) göre; sermaye yapısı oranı $> 0,387$ ve sermaye yapısı oranı $\leq 0,561$ olması durumunda 3 mali dönemde de finansal performansın iyi olduğu görülmektedir.

4. profile (Node 6 (node2 ve node6)) göre; sermaye yapısı oranı $> 0,561$ ve sermaye yapısı oranı $\leq 0,793$ olması durumunda ilgili hesap dönemlerinin 2'sinde de finansal performansının kötü olduğu belirlenmiştir.

5. profile (Node 7 (node2 ve node7)) göre; sermaye yapısı oranı $> 0,793$ 'ten ise mali dönemlerin 2'sinde finansal performansının iyi olduğu görülmektedir.

6. profile (Node 3) göre; finansal rantabilite oranı $> 0,015$ olması durumunda firmaların 53 hesap döneminde performansının iyi olduğu belirlenmiştir.

5. SONUÇLAR

İşletmeler sürekliliğini sağlamaları için finansal tablolarındaki verilerinden elde ettikleri sonuçlara göre karar mekanizmalarını kullanmaları gereklidir. Bu yüzden işletmelerin veri madenciliği veya makine öğrenmesindeki farklı algoritmaları kullanarak durumları hakkında bilgi almaları sağlanır. Böylece geleceğe karşı bir öngörü durumuna sahip olunarak durumlarını güncelleme işlemi yapılabilirler.

Borsa İstanbul'da işlem gören 21 tekstil işletmesinin beş yıllık konsolide tabloların verilerinden elde edilen finansal oranlar kullanılarak CHAID karar ağacı algoritması ile işletmelerin performans sınıflandırılması yapılmıştır. Özsermaye kârlılığına göre değerlendirilen performans derecelendirmesine göre işletmelerin %57,14'ü iyi ve %42,56'sı kötü olarak

değerlendirilmiştir. Finansal oranların istatistiki tanımlayıcılarından minimum, maksimum, ortalama gibi sonuçları ve oranların birbiriyle olan ilişkileri de değerlendirilmiştir.

CHAID karar ağacı algoritmasına göre firmaların performansına etki eden önemli iki oran finansal rantabilite ve sermaye yapısı olarak belirlenmiştir. Özsermaye Kârlılığı Oranı (F19) ile Sermaye Yapısı Oranı (F7) arasındaki korelasyon katsayısı $r = 0,989$ ve Finansal Rantabilite (F16) korelasyon katsayısı $r = 1,000$ olarak bulunmuştur. Ayrıca bu oranlar arasında $p < 0,01$ anlam düzeyinde pozitif yönlü bir ilişki söz konusudur. CHAID karar ağacı algoritması ile Pearson korelasyon analizinden çıkan sonuçlar birbiriyle örtüştüğü görülmektedir.

Ağaçtan elde edilen kurallar aşağıdaki gibidir.

Eğer finansal rant oranı $\leq -0,008$ ise

Performans = kötü

Eğer finansal rant oranı $> 0,015$ ise

Performans = iyi

Eğer finansal rant oranı $> -0,008$ & finansal rant oranı $\leq 0,015$ ise

Eğer sermaye yapısı oranı $\leq 0,387$ ise

Performans = iyi

Eğer sermaye yapısı oranı $> 0,387$ & sermaye yapısı oranı $\leq 0,561$ ise

Performans = iyi

Eğer sermaye yapısı oranı $> 0,561$ & sermaye yapısı oranı $\leq 0,793$ ise

Performans = kötü

Eğer sermaye yapısı oranı $> 0,793$ ise

Performans = iyi

REFERANSLAR

- Akpınar, H. (2000) "Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi ve Veri Madenciliği", İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi, 29(1): 1-22.
- Altman, E.I. ve Hotchkiss, E. (2006) "Corporate Financial Distress and Bankruptcy", New Jersey: John Wiley & Sons.
- Anderson, D.R., Sweeney, D.J., Williams, T.A., Camm, J.D., Cochran, J.J., Fry, M.J. ve Ohlmann, J.W. (2013) "Quantitative Methods for Business", Ohio: South-Western.
- Başdoğan, A.S. ve Sezer, E.A. (2013) "Gayrimenkul Geliştirme Projelerinde Nakit Akışlarındaki Belirsizliklerin Karar Ağacı Analizi ile Değerlendirilmesi", Megaron, 8(3): 149-164.
- Bozkır, S. ve Önel, H. (2011) "Predicting Food Demand in Food Courts by Decision Tree Approaches", Procedia Computer Science, 3(1): 759-763.
- Büyükarıkan, U. ve Büyükarıkan, B. (2014) "Bilişim Sektöründe Faaliyet Gösteren Firmaların Finansal Başarısızlık Tahmin Modelleriyle İncelenmesi", Akademik Bakış Dergisi, 46(7): 160-172.
- Chien, C.F. ve Chen, L.F. (2008) "Data Mining to Improve Personnel Selection and Enhance Human Capital: A Case Study in High-Technology Industry", Expert Systems with Application, 34(1): 280-290.
- Chien, C.F., Chen, S. ve Lin, Y. (2002) "Using Bayesian Network for Fault Location on Distribution Feeder of Electrical Power Delivery Systems", IEEE Transactions on Power Delivery, 17(3): 785-793.
- Coşkun, A. (2006) "Büyük Sanayi İşletmelerinde Kurumsal Performans Ölçüm ve Yönetim Uygulamaları", Muhasebe ve Denetim Bakış, 6(19): 119-136.
- Dahan, H., Cohen, S., Rokach, L. ve Maimon, O. (2014) "Proactive Data Mining with Decision Trees", London: Springer.
- Ergin, H. ve Elmacı, O. (1999) "Stratejik Yönetim Muhasebesinin bir İşlevi Olarak Seçilen Stratejinin Değerlendirilmesi ve Kontrolüne Yönelik Yeni Açılımlar", Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 1(3): 17-50.
- Han, J. ve Kamber, M. (2001) "Data Mining", Massachusetts: Morgan Kaufman.
- Han, J., Kamber, M. Ve Pai, J. (2012) "Data Mining", Massachusetts: Morgan Kaufman.
- Kass, G.V. (1980) "An Exploratory Technique for Investigating Large Quantities of Categorical Data", Applied Statistics, 29(2): 119-127.
- Kavzoğlu, T. ve Çölkesen, İ. (2010) "Karar Ağaçları İle Uydu Görüntülerinin Sınıflandırılması: Kocaeli Örneği", Harita Teknolojileri Elektronik Dergisi, 2(1): 36-45.
- Koyuncugil, A.S. (2004) "Veri Madenciliği veya Bir Başka Deyişle Akıllı Algoritmalarla İstatistik Kullanımı", Emniyet Genel Müdürlüğü Polis Dergisi Bilişim Özel Sayısı, 37(1): 38-40.
- Koyuncugil, A.S. ve Özgülbaş, N. (2012) "Financial Early Warning System Model and Data Mining Application for Risk Detection, Expert Systems with Applications", 39(1): 6238-6253.
- Kumar, P.R. ve Ravi, V. (2007) "Bankruptcy Prediction in Banks and Firms via Statistical and Intelligent Techniques - A Review", European Journal of Operational Research, 180(1): 1-28.
- Lahmann, N.A. ve Kottner, F. (2011) "Relation between pressure, friction and pressure ulcer categories: A secondary data analysis of hospital patients using CHAID methods", International Journal of Nursing Studies, 48(1): 1487-1494.
- Legohérel, P., Hsu, C.H.C. ve Daucé, B. (2015) "Variety-Seeking: Using the CHAID Segmentation Approach In Analyzing the International Traveler Market", Tourism Management, 46(1): 359-366.
- Lezki, Ş. ve Er, F. (2010) "Filo Araç Alımında Karar Ağacı ve Değerleme Ağı Kullanımı", İstatistikçiler Dergisi, 3(1): 86-105.
- MacLean, L.C. ve Ziemba, W.T. (2013) "Handbooks of The Fundamentals of Financial Decision Making", (eds.), Part 1. Singapore, World Scientific.
- Peng, C. ve Chien, C.F. (2003) "Data Value Development to Enhance Yield and Maintain Competitive Advantage for Semiconductor Manufacturing", International Journal of

- Service Technology and Management, 4(4-6): 365-383.
- Peng, C.. Chien, C.F. ve Tseng, B. (2004) "Rough Set Theory for Data Mining for Fault Diagnosis on Distribution Feeder", IET Proceedings - Generation Transmission and Distribution, 151(6): 689-697.
- Quinlan, J.R. (1993) "C4.5: Programs for Machine Learning", San Mateo: Morgan Kaufmann.
- Rokach, L. ve Maimon, O. (2015) "Data Mining with Decision Trees", Singapore: World Scientific.
- Sezen, H.K. (2004) "Yöneylem Araştırması", Bursa: Ekin Yayınevi.
- Shaw, M.J., Subramaniam, C., Tan, G.W. ve Welge, M.E. (2003) "Knowledge Management and Data Mining for Marketing", Decision Support Systems, 31(1): 127-137.
- Shiue, Y.R. ve Su, C.T. (2003) "An Enhanced Knowledge Representation for Decision Tree Based Learning Adaptive Scheduling", International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 16(1): 48-60.
- Şentürk, A. (2006) "Veri Madenciliği", Bursa: Ekin Yayınevi.
- Türe, M., Tokatlı, F. ve Kurt, İ. (2009) "Using Kaplan-Meier Analysis Together with Decision Tree Methods (C&RT, CHAID, QUEST, C4.5 and ID3) in Determining Recurrence-Free Survival of Breast Cancer Patients", Expert Systems with Applications, 36(1): 2017-2026.
- Usama, F. ve Paul, S. (1997) "Data Mining and KDD: Promise and Challenges", Future Generation Computer Systems, 13(2): 99-115.
- Waters, D. (2011) "Quantitative Methods for Business", Hampshire: Pearson.
- Wei, C.P. ve Chiu, I.T. (2002) "Turning Telecommunications Call Details to Churn Prediction: A Data Mining Approach", Expert Systems with Applications, 23(2): 103-112.
- Weygandt, J.J., Kimmel, P.D. ve Kieso, D.E. (2010) "Managerial Accounting", Massachusetts: John Wiley & Sons.
- Wisniewski, M. (2006) "Quantitative Methods for Decision Makers", Madrid: Prentice Hall.
- Wu, C.H., Kao, S.C., Su, Y.Y. ve Wu, C.C. (2005) "Targeting Customers via Discovery Knowledge for the Insurance Industry", Expert Systems with Applications, 29(2): 291-299.
- Wu, D. (2009) "Supplier Selection: A Hybrid Model Using DEA, Decision Tree and Neural Network", Expert Systems with Applications, 36(1): 9105-9112.
- Xiong, Y. ve Zhang, J. (2014) "Applying a Life-oriented Approach to Evaluate the Relationship between Residential and Travel Behavior and Quality of Life Based on an Exhaustive CHAID Approach", Procedia - Social and Behavioral Sciences, 138(1): 649-659.
- Zhao Han, S. ve Bing Xiang, L. (2005) "Research Method of Customer Churn Crisis Based on Decision Tree", Journal of Management Sciences in China, 8(2): 20-25.